PERBANDINGAN MODEL TRANSFER FUNCTION DAN MODEL NEURAL NETWORK UNTUK PREDIKSI BANYAK KASUS DEMAM BERDARAH DI KOTA MALANG

by Nanta Sigit Ida Ayu P K

Submission date: 23-Jan-2021 02:24PM (UTC+0700)
Submission ID: 1739451003
File name: ERBANDINGAN_MODEL_TRANSFER_FUNCTION_DAN_MODEL_NEURAL_NETWORK.pdf (280.47K)
Word count: 3830
Character count: 20474

PERBANDINGAN MODEL TRANSFER FUNCTION DAN MODEL NEURAL NETWORK UNTUK PREDIKSI BANYAK KASUS DEMAM BERDARAH DI KOTA MALANG

Nanta Sigit
STIKes Panti Waluya Malang, nantasigit1991@gmail.com

Ida Ayu P K
STIKes Panti Waluya Malang, preharsinik@gmail.com

ABSTRAK

Kota Malang adalah salah satu kota yang dinyatakan sebagai daerah endemis demam berdarah. Pada tahun 2015, jumlah penderita demam berdarah sebanyak 1629 kasus dengan jumlah kematian 13 orang. Ada banyak faktor yang berkontribusi menyebabkan penyakit, begitu juga dengan penyakit demam berdarah. Faktor-faktor tersebut berasal dari individu sendiri maupun dari lingkungan. Beberapa faktor yang terkait dalam penularan demam berdarah antara lain kepadatan penduduk, mobilitas penduduk, kualitas perumahan dan sikap hidup. Sedangkan faktor yang dapat memicu terjadinya demam berdarah adalah faktor lingkungan yang termasuk di dalamnya perubahan suhu, kelembaban udara, dan curah hujan yang mengakibatkan nyamuk lebih sering bertelur dan virus dengue berkembang biak dengan cepat. Parasit dan pembawa penyakit (nyamuk) sangat peka terhadap faktor iklim, khususnya suhu, curah hujan, kelembaban, permukaan air, dan angin. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan suatu model yang sesuai untuk peramalan demam berdarah dikota malang berdasarkan Transfer Function dan ANN. Data yang digunakan adalah Data demam berdarah tahun 2014 sampai 2019. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE yang terkecil dari kedua model tersebut adalah model Artificial Neural Network.

Kata Kunci : Artificial Neural Network (ANN), Transfer Function, dan Demam Berdarah

ABSTRACT

Malang City is one of the cities declared as an endemic area of dengue fever. In 2015, the number of dengue fever sufferers was 1629 with 13 deaths. There are many factors that contribute to the disease, as well as dengue fever. These factors come from the individual himself or from the environment. Several factors associated with dengue fever transmission include population density, population mobility, quality of housing and attitude of life. While the factors that can trigger dengue fever are environmental factors, including changes in temperature, humidity, and rainfall, which cause mosquitoes to lay eggs more often and the dengue virus reproduces rapidly. Parasites and disease carriers (mosquitoes) are very sensitive to climatic factors, especially temperature, rainfall, humidity, water levels and wind. Therefore, this study aims to develop a suitable model for forecasting dengue fever in Malang based on the Transfer Function and ANN. The data used were dengue fever data from 2014 to 2019. The results showed that the smallest RMSE, MAPE, and SMAPE values of the two models were Artificial Neural Network models.

Keywords : *Artificial Neural Network (ANN), Transfer Function, and Dengue Fever*

PENDAHULUAN

Kota Malang adalah salah satu kota yang dinyatakan sebagai daerah endemis demam berdarah. Pada tahun 2015, jumlah penderita demam berdarah sebanyak 1629 kasus dengan jumlah kematian 13 orang. (Dinkes Prov. Jatim, 2015: 31). Ada banyak faktor yang berkontribusi menyebabkan penyakit, begitu juga dengan penyakit demam berdarah. Faktor-faktor tersebut berasal dari individu sendiri maupun dari lingkungan. Menurut Cut I.N. Sari (2005), beberapa faktor yang terkait dalam penularan demam berdarah antara lain kepadatan penduduk, mobilitas penduduk, kualitas perumahan dan sikap hidup. Sedangkan faktor yang dapat memicu terjadinya demam berdarah adalah faktor lingkungan yang termasuk di dalamnya perubahan suhu, kelembaban udara, dan curah hujan yang mengakibatkan nyamuk lebih sering bertelur dan virus dengue berkembang biak dengan cepat. Parasit dan pembawa penyakit (nyamuk) sangat peka terhadap faktor iklim, khususnya suhu, curah hujan, kelembaban, permukaan air, dan angin.

Dalam rangka mengantisipasi kenaikan banyak kasus demam berdarah, Menteri Kesehatan, Ditjen PPM & PLP, maupun Kepala Dinas Kesehatan Jawa Timur telah mengeluarkan berbagai peraturan dan kebijakan. Salah satu peraturannya adalah pelaksanaan Pemberantasan Sarang Nyamuk (PSN) melalui pemberdayaan masyarakat yang dikenal dengan pemberantasan 3M (Menguur, Menutup, dan Menguras). Tetapi berbagai upaya yang telah dilakukan belum membuahkan hasil yang optimal dan kurang memuaskan sehingga penanganan kasus masih saja terlambat.

Data demam berdarah merupakan data berkala, yaitu data yang disajikan dalam kurun waktu tertentu. Data berkala erat kaitannya dengan peramalan atau prediksi. Salah satu upaya penanganan kasus demam berdarah adalah dengan memprediksi angka perkembangan penyakit pada waktu yang akan datang. Prediksi atau peramalan ini dapat membantu mengoptimalkan upaya pencegahan sejak dini agar keterlambatan penanganan tidak lagi terjadi.

Proses peramalan dapat dilakukan menggunakan banyak metode, antara lain metode pemulusan (smoothing), dekomposisi, regresi, ARIMA Box Jenskins, dan sebagainya. Dalam perkembangan selanjutnya berkembang metode baru menggunakan sistem Jaringan Saraf Tiruan (JST) atau Neural Network (NN).

Neural Network (NN) adalah sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan saraf biologis (Fausett, 1994: 3). Model NN efektif digunakan untuk peramalan pada model nonlinear. Metode peramalan NN terus dikembangkan dari tahun 1940-an sampai sekitar tahun 1988 dikembangkan fungsi artificial neural network. Salah satu metode peramalan yang tergolong dalam model NN adalah model artificial neural network (ANN).

Pada penelitian ini, akan dilakukan peramalan banyak kasus demam berdarah di kota malang menggunakan perbandingan model Transfer Function dan Artificial Neural Network untuk memprediksi demam berdarah di kota malang.

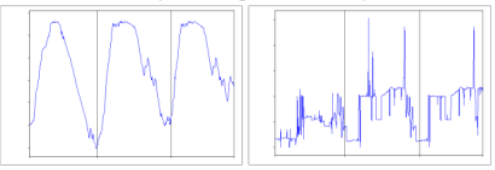
METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan jumlah penyakit demam berdarah yang merupakan data sekunder yang diperoleh dari Dinkes Jatim dari tahun 2014 sampai dengan tahun 2019, yang selanjutnya Model yang dipakai dengan membandingkan kedua metode peramalan menggunakan pemodelan *Transfer Function* dan pemodelan *Artificial Neural Network*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Indikator yang akan digunakan pada permasalahan ini ada dua yaitu Banyak kasus demam berdarah dikota malang variabel respon (Y), Kepadatan penduduk dikota malang dengan satuan kepadatan penduduk /km^2 (X).

Data akan dibagi menjadi dua yaitu data *in sample* dan data out of sample. Data *in sample* yang digunakan untuk pemodelan adalah data dari bulan Januari 2014 sampai Desember 2018. Sedangkan data out of sample adalah data Bulan januari sampai desember 2019. Data tersebut akan dimodelkan ARIMA yang sesuai kemudian dimodelkan dengan model Fungsi Transfer. Berikut adalah Time Series Plot antara variabel respon dengan variabel prediktor:



Gambar 1. *Kepadatan penduduk dikota malang*

Gambar 1 menunjukkan bahwa series pada variabel kepadatan penduduk dikota malang terlihat tidak stasioner baik dalam mean.

Karena pada Time Series Plot data kepadatan penduduk dikota malang menunjukkan adanya pola musiman 365 hari (1 tahun) maka dilakukan differencing pada lag-365 tetapi data masih belum stasioner. Oleh karena itu, data yang telah differencing pada lag-365 dilakukerencing lagi pada lag-1. Pada Time Series plot data kepadatan penduduk dikota malang tidak menunjukkan adanya pola musiman. Maka proses differencing hanya dilakukan pada lag-1.

Plot ACF pada data kepadatan penduduk dikota malang menunjukkan bahwa terdapat *cut off* pada beberapa lag. Lag tersebut dapat dijadikan acuan untuk mendapatkan orde model ARIMA. Sehingga didapatkan kemungkinan model ARIMA $(3,0,0)(0,1,0)^{365}$ dan ARIMA $(0,0,3)(0,1,0)^{365}$. Plot ACF dan PACF menunjukkan bahwa ACF dan PACF *cut off* pada lag 1, 2, 3, 4, 13, 15, 23, dan 24. Sehingga dugaan order model ARIMA(0,1,[1,2,3,4,13,15,23,24]) dan ARIMA ([13,15],1,[1,2,3,4,23,24]).

Parameter pada model ARIMA(3,0,0)(0,1,0) dan ARIMA $(0,0,3)(0,1,0)^{365}$ sudah signifikan karena memiliki *p-value* yang lebih kecil dari a=0,05. Cek diagnosa residual digunakan untuk mengetahui kelayakan model ARIMA yang terbentuk. semua parameter pada model ARIMA (0,1,[1,2,3,4,13,15,23,24]) dan ARIMA ([13,15],1,[1,2,3,4,23,24]) dan hasilnya semua parameter sudah signifikan karena memiliki *p-value* yang lebih kecil dari a=0,05. Cek diagnose residual digunakan untuk mengetahui kelayakan model ARIMA yang terbentuk. Deret *input* yang digunakan dalam pemodelan *transfer function* harus memenuhi asumsi *white noise*.

Hasil pengujian residual *white noise* untuk model ARIMA$(3,0,0)(0,1,0)^{365}$ dan ARIMA (0,0,3)(0,1,0) dengan tingkat signifikansi 0,05 sudah memenuhi asumsi *white noise* karena *p-value* dari residual pada lag-lag yang diuji memiliki nilai lebih besar dari 0,05. Hasil pengujian residual *white noise* untuk model ARIMA(0,1,[1,2,3,4,13,15,23,24]) dan ARIMA ([13,15],1,[1,2,3,4,23,24]) dengan tingkat signifikansi 0,05 sudah memenuhi asumsi *white noise* karena *p-value* dari residual pada lag-lag yang diuji memiliki nilai lebih besar dari 0,05. Model yang dipilih sebagai model terbaik dilihat berdasarkan nilai AIC paling kecil. Tabel 2 merupakan AIC *in-sample* dari masing-masing model.

Nilai AIC pada Tabel 2 memperlihatkan bahwa untuk data kepadatan penduduk dikota malang yang memiliki nilai AIC paling kecil adalah model ARIMA (3,0,0)(0,1,0)365. Sedangkan untuk data kepadatan penduduk dikota malang yang memiliki nilai AIC paling kecil adalah model ARIMA([13,15],1,[1,2,3,4,23,24]). Tahapan berikutnya dalam pemodelan *transfer function* adalah *prewhitening* deret *input* dan deret *output*.

1. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

Model ARIMA	Parameter	Estimasi	*P-value*
$(3,0,0)(0,1,0)^{365}$	$\emptyset_1$	0,16843	<,0001
	$\emptyset_2$	0,18664	<,0001
	$\emptyset_3$	0,1464	0,0001

$(0,0,3)(0,1,0)^{365}$	θ_1	-0,16921	<,0001
	θ_2	-0,18749	<,0001
	θ_3	-0,17841	<,0001
(0,1,[1,2,3,4, 13,15,23,24])	θ_1	0.07687	0.0113
	θ_2	0.20928	<.0001
	θ_3	0.18237	<.0001
	θ_4	0.08637	0.0045
	$\emptyset_{13}$	-0.07043	0.0185
	$\emptyset_{15}$	-0.06133	0.0420
	θ_{23}	0.08849	0.0036
	θ_{24}	-0.15214	<.0001
([13,15],1,[1,2, 3,4,23,24])	θ_1	0,09013	0.0031
	θ_2	0,21458	<.0001
	θ_3	0,19349	<.0001
	θ_4	0,08544	0.0050
	$\emptyset_{13}$	0,08120	0.0070
	$\emptyset_{15}$	-0,15304	<.0001
	θ_{23}	0,09156	0.0032
	θ_{24}	0,09880	0.0015

2. Kriteria Model Deret *Input* Terbaik

Model ARIMA	AIC
$(3,0,0)(0,1,0)^{365}$	1.188.184
$(0,0,3)(0,1,0)^{365}$	2.357.657
(0,1,[1,2,3,4,13,15,23,24])	3662,248
([13,15],1,[1,2,3,4,23,24])	3654,556

A. Model *Transfer Function*

Model *Transfer Function* setelah didapatkan model pada orde ARIMA dilakukan proses *prewhitening*. Proses *prewhitening* deret *input* dan deret *output* dilakukan setelah mendapatkan model pada orde ARIMA. Pada model *Transfer Function Multiinput*, proses *prewhitening* deret *output* dilakukan pada masing-masing deret *input*.

Berikut prewhitening untuk deret output-nya terhadap kepadatan penduduk dikota malang

$$\beta_t = Y_t - Y_{t-365} + 0{,}16843Y_{t-1} + 0{,}16843Y_{t-366} + 0{,}18664Y_{t-2} + 0{,}18664Y_{t-367} + 0{,}14640Y_{t-3} + 0{,}1464Y_{t-368}$$

Berikut *prewhitening* untuk deret *output*-nya terhadap kepadatan penduduk dikota malang

Z = W

Dimana:

$$Z = Y_t + 0.08120Y_{t-13} + 0.08120Y_{t-14} - 0{,}15304Y_{t-15} - 0{,}15304Y_{t-16}$$

$$W = \beta_t + 0.09013\beta_{t-1} + 0.21458 + 0{,}19349\beta_{t-3} + 0{,}08544\beta_{t-4} + 0{,}09156\beta_{t-23} - 0{,}09880\beta_{t-24}$$

Pembentukan model awal *transfer function* ialah dengan cara mendapatkan *Crosscorrelation Function* (CCF) antara deret *input* dan deret *output* yang telah mengalami proses *prewhitening*. CCF menunjukkan kekuatan hubungan antara deret *input* dengan deret *output*.

Dari plol CCF didapatkan orde b, r, dan s, untuk elvasi (0,0,[1,15]) dan *outflow* (0,0[1]). Estimasi dan Signifikansi Parameter Orde (*b, r, s*) sebagai berikut.

3. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter

Model b,r dan s	Parameter	Estimasi	*P-value*
0,0,[1,15]	ω_0	0,16843	<,0001
	ω_1	0,18664	<,0001
	ω_{15}	0,1464	0,0001
(0,0,[1])	ω_0	-0,16921	<,0001
	ω_1	-0,17841	<,0001

Orde *b, r,* dan *s* yang diperoleh b=0; r=0; s=[1,15] (Tabel 3). Pendugaan model pertama merupakan indikasi dari CCF antara deret *input* dan deret *output*, terlihat bahwa lag-0, 1, dan 15 tidak signifikan. Hal ini dapat dilihat dari *pvalue* parameternya yang lebih besar dari a=0,05 sehingga parameter tidak signifikan dalam model. Jadi deret *input* tidak berpengaruh terhadap model. Orde *b, r,* dan *s* yang diperoleh adalah b=0; r=0; s=[1,15] (Tabel 4). Pendugaan model pertama merupakan indikasi dari CCF antara deret *input* dan deret *output*, terlihat bahwa lag-0 dan 1 signifikan. Hal ini dapat dilihat dari *p-value* parameternya yang lebih kecil dari a=0,05 sehingga parameter signifikan dalam model. Jadi deret *input* berpengaruh terhadap model.

Untuk menentukan kelayakan model *transfer function* berdasarkan model

dugaan awal dilakukan diagnose residual. Identifikasi deret *noise* dan cek diagnosa residual menunjukkan bahwa residual dari *transfer function* udah memenuhi asumsi *white noise,* dapat dilihat dari *p-value* yang lebih besar dari a=0,05. Kemudian komponen *noise* dapat dimodelkan dengan model ARMA dalam model *transfer function* demam berdarah.

Plot ACF dan plot PACF model deret *noise* b=0; r=0; s=[1] menunjukkan bahwa terjadi *cuts off* pada lag2,3,5 dan 7. Hal ini mengindikasikan bahwa model ARMA yang diprediksi adalah model ARMA(0,[1,2,3,5,8]) dan ARMA ([1,2,3,5,8],0).

Berdasarkan model yang terdeteksi perlu dilakukan estimasi dan signifikansi parameter dari model ARMA deret *noise* untuk mencari model terbaik untuk menjelaskan keterkaitan pola data demam berdarah. Hasil estimasi dan signifikansi parameter ditunjukkan oleh Tabel 4.

4. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter

Model ARMA	Parameter	Estimasi	*P-value*
(0,[2,3,5,7])	θ_1	0.24290	<.0001
	θ_2	0.29159	<.0001
	θ_3	0.17084	<.0001
	θ_5	0.10593	0.0007
	θ_8	-0.12962	<.0001
	ω_0	4.89952	<.0001
	ω_1	-2.47027	<.0001
([2,3,5,7],0)	$\emptyset_1$	-0.15241	<.0001
	$\emptyset_2$	-0.25320	<.0001
	$\emptyset_3$	-0.21864	<.0001
	$\emptyset_5$	-0.20983	<.0001
	$\emptyset_8$	0.01684	0.5693
	ω_0	4.65066	<.0001
	ω_1	-2.14965	<.0001

Tabel 4 menunjukkan bahwa dari model ARMA yang diprediksi untuk model deret *noise* b=0;r=0; s=[1] yaitu model ARMA(0, [1,2,3,5,8]) dan ARMA ([1,2,3,5,8],0). Kedua model dugaan menunjukkan estimasi parameter yang signifikan. Hal ini dapat dilihat dari *p-value* yang lebih kecil dari a=0,05. Pengujian residual dari model yang telah terbentuk.

5. Hasil Uji *White Noise*

Model ARMA	Lag	*P-value*
(0, [1,2,3,5,8])	6	0.1929
	12	0.2971
	18	0.3843
	24	0.4310
([1,2,3,5,8],0)	6	<,0001
	12	<,0001
	18	<,0001
	24	<,0001

Tabel 5 menunjukkan bahwa hasil pengujian residual *white noise* untuk model ARMA (0,[1,2,3,5,8]) dengan tingkat signifikansi 0,05 sudah memenuhi asumsi *white noise* karena *p-value* dari residual pada lag-lag yang diuji memiliki nilai lebih besar dari α = 0,05. Sedangkan ARMA ([1,2,3,5,8],0) belum memenuhi asumsi *white noise.*

6. Hasil Uji Normalitas

Model ARMA	D_{hitung}	*P-value*
(0,[1,2,3,5,8])	0.248902	<0.0100
([1,2,3,5,8],0)	0.260961	<0.0100

Graphical Summary Untuk Residual data demam berdarah menunjukkan bahwa terdapat satu data yang paling tinggi dan keluar dari batas, dengan nilai kurtosis sebesar -0,177365 dan *P-value* < 0.05 maka dapat dikatakan bahwa nilai residual pada demam berdarah tidak dapat menjadi normal, sehingga diputuskan untuk mengabaikan asumsi, karena pada kasus

peramalan ini, titik terpenting berada pada hasil *forecast*.

Asumsi selanjutnya yang harus dipenuhi adalah *crosscorrelation* residual (α_t) dengan deret *input* (α_t) memenuhi asumsi *white noise*.

7. *Crosscorrelation* Residual dengan Deret *Input*

Model ARMA	Lag	*P-value*
(0, [1,2,3,5,8])	5	0.6658
	11	0.1894
	17	0.1415
	23	0.1924
([1,2,3,5,8],0)	5	0.2930
	11	0.1105
	17	0.1838
	23	0.2124

Tabel 7 menjelaskan bahwa nilai *p-value* dari hasil *crosscorrelation* residual (α_t) dengan deret *input* (α_t) memiliki *p-value* yang lebih besar dari a=0,05 yang artinya residualnya telah *white noise*.

Model yang dipilih sebagai model terbaik adalah model ARMA (0,[1,2,3,5,8]) karena sudah memenuhi seluruh asumsi *white noise*. Sehingga secara matematis model deret *noise* ARMA (0, [1,2,3,5,8]) dengan keterkaitan antara deret *input* dengan deret *output* terjadi pada lag-1 dapat dinyatakan sebagai berikut

$$y_t = (3.63828x_t) + (-3.05979x_{t-1}) + a_t\left(1 - 0.24290B^1 - 0.29159B^2 - 0.17084B^3 - 0.10593B^5 + 0.12962B^8\right)$$

Dimana:

$$y_t = Y_t - Y_{t-1}$$
$$x_t = X_t - X_{t-1}$$
$$x_{t-1} = X_{t-1} - X_{t-2}$$

sehingga model akhir yang diperoleh adalah

$$y_t = 3.63828X_t - 6.69807X_{t-1} + 3.05979X_{t-2} - a_t - 0.24290a_{t-1} - 0.29159a_{t-2} - 0.17084a_{t-3} - 0.10593a_{t-5} + 0.12962a_{t-8} + Y_{t-1}$$

Model akhir *transfer function* yang diperoleh menjelaskan bahwa pola data demam berdarah pada hari ini ini memiliki dependensi dengan demam berdarah pada hari kemarin serta memiliki hubungan korelasi secara linear dengan kepadatan penduduk sekarang, hari ke-1 dan 2 hari sebelumnya serta kesalahan peramalan sekarang hari ke-1,2, 3, 5, dan 8 hari sebelumnya di kedua daerah tersebut.

B. Model *Single Artificial Neural Network*

Data demam berdarah yang akan dimodelkan dalam *single* ANN meliputi variabel X dan Y. Sebelumnya, data tersebut perlu dilakukan *prepocessing* agar data berada pada *range* 0 sampai dengan 1. Kemudian dilakukan penentuan input dan iterasi untuk mendapatkan parameter ANN melalui proses optimasi *backpropagation*.

Penentuan input didapatkan dari lag-lag yang signifikan pada model *Transfer Function*. Berdasarkan Tabel 10 dapat diketahui bahwa lag-lag yang terpilih sebagai input dari *single* ANN untuk energi listrik adalah lag 1 untuk variabel demam berdarah dan lag 0,1 dan 2 untuk variabel kepadatan penduduk.

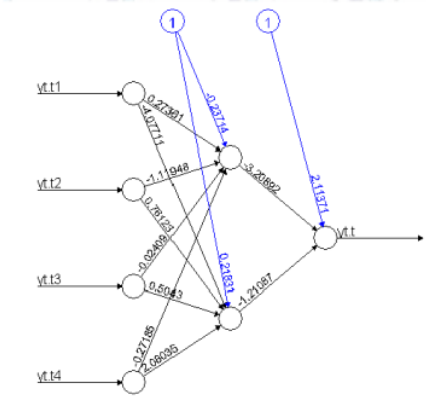
8. Kriteria Pemilihan model *Single* ANN dengan RMSE, MAPE, dan SMAPE

Input(Yt)	Input(Xt)	Model	RMSE	MAPE	SMAPE
Lag 1	Lag 0, 1, dan 2	NN(1)**	56,86657	56,679	45,103
		NN(2)*	55,99797	56,491	45,168
		NN(3)	65,66727	62,354	56,012
		NN(4)	64,71017	60,769	57,175
		NN(5)	75,95881	70,038	70,391

*model dengan *error* terkecil

**model dengan *error* terkecil kedua

Model ANN yang terpilih adalah NN(2) dimana RMSE, SMAPE dan MAPE memiliki nilai terkecil diantara semua model.



1. *Arsitektur NN(2)*

9. Nilai Bias dan Pembobot untuk NN(2)

Bias		Pembobot			
		β_{11}	0,27361		
		β_{12}	-4,07711		
a_{01}	2.11371	β_{21}	-1,11948	B_{01}	-0,23714
		β_{22}	0,76123		
a_{11}	-3.20892	β_{31}	-0,02409		
		β_{32}	0,5043	B_{02}	-0,23714
a_{12}	-1.21087	β_{41}	-0,27185		
		β_{42}	2,06035		

Secara matematis model NN(2) dengan input dari lag 1 untuk Y_t dan lag 0, 1, 2 untuk X_t dapat ditulis sebagai berikut.

$$Z_t = a_0 + a_{11} f^{(h_1)} + a_{12} f^{(h_1)}$$

Dimana

$$f^{(h_1)} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_{01} + \beta_{11} x_{t,t1} + \beta_{21} x_{t,t2} + \beta_{31} x_{t,t3} + \beta_{41} x_{t,t4}}}$$

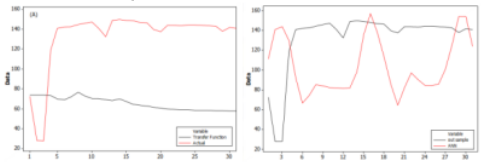
$$f^{(h_2)} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_{02} + \beta_{12} x_{t,t1} + \beta_{22} x_{t,t2} + \beta_{32} x_{t,t3} + \beta_{42} x_{t,t4}}}$$

$$y_{t,t1} = Y_{t-1}$$
$$y_{t,t2} = X_t$$
$$y_{t,t3} = X_{t-1}$$
$$y_{t,t4} = X_{t-2}$$

dengan nilai pembobot dan bias seperti pada tabel 9.

C. Perbandingan Akurasi Peramalan Antara Metode *Transfer Function* dengan *Single* ANN

Perbandingan peramalan dapat dilihat dari *time series plot* dari hasil ramalan antara metode *transfer function*, *single* ANN dengan data *out sample*. Berikut adalah *time series plot* dari kedua model terhadap data *out sample.*



2. *(A)Time series plot model Transfer Function dengan data out sample (B)Time series plot model Single ANN dengan data out sample*

Sedangkan untuk pemilihan model terbaik dari kedua model, dapat dilakukan dengan melihat perbandingan nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE yang terkecil. Perbandingan *error* ini dapat dilihat pada tabel 10.

3. Nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE metode *Transfer Function* dan *Single* ANN

Metode	RMSE	MAPE	SMAPE
Transfer Function	75,53158	61,64293	74,20904
Single ANN	55,99797	56,491	45,168

Berdasarkan pada nilai RMSE, MAPE, dan SMAPE dapat dilihat bahwa nilai *error* pada NN lebih kecil dibandingkan dengan nilai *error* pada metode *Transfer Function*. Hal ini menunjukkan bahwa ramalan pada metode ANN lebih tepat digunakan pada data peramalan demam berdarah.

Setelah didapatkan model terbaik dari data penderita demam berdarah, maka dilakukan peramalan dengan menggunakan model yang didapatkan yaitu NN(2) pada data penderita hipertensi. Hasil peramalan jumlah pasien hipertensi ini untuk periode 12 bulan ke depan seperti yang dapat dilihat pada Tabel 11.

4. Hasil peramalan demam berdarah

Tahun	Bulan	Farecasting
2020	Januari	22
	Februari	31
	Maret	24
	April	43
	Mei	28
	Juni	25
	Juli	37
	Agustus	21
	September	31
	Oktober	50
	November	21
	Desember	36

KESIMPULAN

Dari hasil dan analisis diperoleh bahwa metode single ANN menghasilkan RMSE yang kecil dibandingkan model lainnya pada pemodelan demam berdarah. Single ANN mengasilkan peramalan sebagai berikut: bulan Januari sebanyak 22 orang, Februari sebanyak 31 orang, Maret sebanyak 24 orang, April sebanyak 43 orang, Mei sebanyak 28 orang, Juni sebanyak 25 orang, Juli sebanyak 37 orang, Agustus sebanyak 21 orang, September sebanyak 31 orang, Oktober sebanyak 50 orang, November sebanyak 21 orang, dan Desember sebanyak 36 orang

SARAN

Bagi Dinas Kesehatan agar lebih memperhatikan daerah-daerah yang memiliki jumlah terbesar pasien demam berdarah sebagai prioritas, terutama daerah yang terpencil. Dan memberikan sosialisasi dan pasokan stok obat untuk penderita demam berdarah

DAFTAR PUSTAKA

Badan Litbang dan Pengembangan Kesehatan. (2011). *Demam Berdarah Dengue Buletin Jendela Epidemiologi, Vol 4 No 3*, 144-149.

Bowerman, B.L., O'Connel, R.T., Koehler, A.B. 2015. *Forecasting, Time Series and Regression an Applied Approach Fourth Edition*. USA: Brook/Cole, Thomson Learning, Inc.

Cut I.N. Sari. (2011). Pengaruh Lingkungan terhadap Perkembangan Penyakit Malaria dan Demam Berdarah Dengue. *Tesis*. IPB.

Cho, M.Y., Hwang, J.C. dan Chen, C.S. (2015). *Customer Short Term Load Forecasting by Using ARIMA Transfers Function Model,* "Journal of IEEE Catalogue No.95TH8130 0-7803-2981 -3/95/$4.0001995 IEEE".

Depkes, RI. (2017). *Pemberantasan Sarang Nyamuk Demam Berdarah Dengue (psn dbd)*. Jakarta: Depkes RI.

Khashei, M., Bijari, M., Ardali, G.A.R. 2014. Improvement of Auto-Regressive Integrated *Moving average* Models Using Fuzzy Logic and Artificial Neural Networks (ANNs). *Neurocomputing*, 72, 956-967.

Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee, V.E. (2013). *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Erlangga.

Marianne, J. Hopp & Jonathan, A. Foley. (2011). Global-scale Relationship Between Climate and the Dengue Fever Vektor, Aedes Aegypti. *Climatic Change*. **48**, 441-463.

Suhartono. 2017. FeedForward Neural Network Untuk Pemodelan Runtun Waktu. Desertasi Ilmu Matematika Universitas Gadjah Mada.

Soegijanto. (2013). *Demam Berdarah Dengue*. Surabaya: PT Bina Ilmu.

Sharkey, A.J.C. 2013. *On Combaning Artificial Neural Net: Ensemble and Modular Multi-Network System*. Springer Verlag.

Wei, W.W.S. 2016. *Time series Analysis: Univariat and Multivariat Methods Second Edition*. USA: Pearson Education, Inc.

Zhang, G.P., Patuwo, B.E., Hu, M.Y. 2011. A Simulation Study of Artificial Neural Network for Nonlinier Time Series Forecasting. *Computer and Operations Research*, 28, 381396.

Zhang, G. P. 2013. Time Series Forecasting Using a Hybrid ARIMA and Neural Network Model. *Neurocomputing,* 50, 159-175.

PERBANDINGAN MODEL TRANSFER FUNCTION DAN MODEL NEURAL NETWORK UNTUK PREDIKSI BANYAK KASUS DEMAM BERDARAH DI KOTA MALANG

ORIGINALITY REPORT

7%	6%	3%	1%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	jurnalmahasiswa.unesa.ac.id Internet Source	<1%
2	anzdoc.com Internet Source	<1%
3	repository.unair.ac.id Internet Source	<1%
4	Submitted to Universitas Diponegoro Student Paper	<1%
5	ejournal-s1.undip.ac.id Internet Source	<1%
6	repository.usu.ac.id Internet Source	<1%
7	eprint.stieww.ac.id Internet Source	<1%
8	dodogusmao.wordpress.com Internet Source	<1%
	dspace.uii.ac.id	

9	Internet Source	<1 %
10	journal.um.ac.id Internet Source	<1 %
11	saya-setuju.blogspot.com Internet Source	<1 %
12	sipil.studentjournal.ub.ac.id Internet Source	<1 %
13	Muhammad Dio Dwi Septian, Tedjo Sukmono. "Forecasting Production Trafo to Get SDOH Using Seasonal ARIMA Method in PT. XYZ", Procedia of Engineering and Life Science, 2021 Publication	<1 %
14	teses.usp.br Internet Source	<1 %
15	MELI PRANATA, DIAN ANGGRAINI, Deden Makbuloh, Achi Rinaldi. "Prediksi Pencurian Sepeda Motor Menggunakan Model Time Series (Studi Kasus: Polres Kotabumi Lampung Utara)", BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan, 2020 Publication	<1 %
16	Nurul Kholifah, Ririh Yudhastuti. "RISIKO PENULARAN DEMAM BERDARAH DENGUE (DBD) DI SEKOLAH DASAR DI KELURAHAN	<1 %

PUTAT JAYA, SURABAYA", Jurnal Ilmiah Kesehatan Media Husada, 2016
Publication

17	ejurnal.unisri.ac.id Internet Source	<1 %
18	ejurnal.untag-smd.ac.id Internet Source	<1 %
19	jurnal.unpand.ac.id Internet Source	<1 %
20	repository.trisakti.ac.id Internet Source	<1 %
21	repository.ub.ac.id Internet Source	<1 %
22	www.jurnal.una.ac.id Internet Source	<1 %
23	www.slideshare.net Internet Source	<1 %
24	www.repository.trisakti.ac.id Internet Source	<1 %

Exclude quotes	On	Exclude matches	Off
Exclude bibliography	On		